Journal of Water and Soil
https://jsw.um.ac.ir

Research Article
Vol. 38, No. 6, Feb.-Mar. 2025, p. 749-764

Evaluation of Regression and Intelligent Models for Estimating Mean Weight Diameter of Wet Aggregates

Sh. Asghari[1*], K. Heidari[2], M. Hasanpour Kashani[3], H. Shahab Arkhazloo[4]

1, 2 and 4- Professor, Ph.D. Student and Associate Professor, Department of Soil Sciences and Engineering, Faculty of Agriculture and Natural Resources, University of Mohaghegh Ardabili, Ardabil, Iran, respectively.
(*- Corresponding Author Email: shasghari@uma.ac.ir)
3- Associate Professor, Water Engineering Department, Faculty of Agriculture and Natural Resources, University of Mohaghegh Ardabili, Ardabil, Iran

Received: 03-12-2024 Revised: 31-12-2024 Accepted: 12-01-2025 Available Online: 12-01-2025	**How to cite this article:** Asghari, Sh., Heidari, K., Hasanpour Kashani, M., & Shahab Arkhazloo, H. (2025). Evaluation of regression and intelligent models for estimating mean weight diameter of wet aggregates. *Journal of Water and Soil, 38*(6), 749-764. (In Persian with English abstract). https://doi.org/10.22067/JSW.2025.91071.1454

Introduction

The study of soil mean weight diameter (MWD) of wet aggregates that is important for sustainable soil management, has recently received much attention. As the prediction of MWD is challenging, laborious, and time-consuming, there is a crucial need to develop a predictive estimation method to generate helpful information required for the soil health assessment to save time and cost involved in soil analysis. Therefore, it is useful to use different models such as multiple linear regression (MLR) and intelligent models including artificial neural network (ANN) and gene expression programming (GEP) to estimate MWD of wet aggregates through easily accessible and low-cost soil properties. The objectives of this study were (1) to creating MLR, ANN and GEP models for predicting MWD from the easily measurable soil variables in forest, range and cultivated lands of the Fandoghloo region of Ardabil province, (2) to compare the precision of the mentioned models in the prediction of MWD of wet aggregates using the coefficient of determination (R^2), root mean square error (RMSE), mean error (ME) and Nash-Sutcliffe coefficient (NS) criteria.

Materials and Methods

Disturbed and undisturbed soil samples (n= 80) were nearly systematically taken from 0-10 cm depth with nearly 50 m distance in forest (n= 20), range (n= 23) and cultivated (n= 37) lands of the Fandoghloo region of Ardabil province, Iran (lat. 38° 24' 10" to 38° 24' 25" N, long. 48° 32' 45" to 48° 33' 5" E) in summer 2023. The contents of sand, silt, clay, $CaCO_3$, pH, EC, bulk (BD) and particle (PD) density, organic carbon (OC), geometric mean diameter (GMD) of dry aggregates were determined in the laboratory using standard methods. Total porosity (n) was calculated using BD and PD data (n= 1-BD/PD). The mean geometric diameter (d_g) and geometric standard deviation (σ_g) of soil particles were computed by sand, silt and clay percentages. The mean weight diameter (MWD) of wet aggregates was measured in the aggregates smaller than 4.75 mm by wet sieving equipment using sieves with 2, 1, 0.5, 0.25 and 0.106 mm pore diameter. All data were randomly divided into two series as 60 data for training and 20 data for testing of models. The SPSS 22 software with the stepwise method, MATLAB and Gene Xpro Tools 4.0 software were used to derive multiple linear regression (MLR), artificial neural network (ANN) and gene expression programming (GEP) models, respectively. A feed forward three-layer (9, 8, 6 and 6 neurons in the hidden layer) perceptron network and the tangent sigmoid transfer function were used for the ANN modeling. A set of optimal parameters were chosen before developing the best GEP model. The number of chromosomes and genes, head size and linking function were selected by the trial and error method, and they are 30, 3, 8, and +, respectively. The rates of genetic operators were chosen according to literature studies. The

https://doi.org/10.22067/JSW.2025.91071.1454

precision of MLR, ANN and GEP models in predicting MWD of wet aggregates were evaluated by the coefficient of determination (R^2), root mean square error (RMSE), mean error (ME) and Nash-Sutcliffe coefficient (NS) statistics.

Results and Discussion

The values of sand (13.14 to 64.79 %), silt (21.11 to 74.96 %), clay (3 to 42.18 %), OC (1.01 to 7.17 %), PD (2.00 to 2.67 g cm^{-3}), n (0.39 to 0.87 cm^3 cm^{-3}), GMD of dry aggregates (0.8 to 1.33 mm) and MWD of wet aggregates (0.35 to 2.65 mm) showed good variations in the soils of the studied region. The studied soils had clay loam (n= 11), sandy clay loam (n= 6), sandy loam (n= 12), loam (n= 13), silty clay loam (n= 14), silty clay (n= 1) and silt loam (n= 23) textural classes. There were found significant correlations between MWD with OC (r= 0.67^{**}), sand (r= 0.70^{**}), GMD (r= 0.30^{**}) and PD (r= -0.46^{**}). Also, significant and positive correlation was found between OC and sand (r= 0.59^{**}). Due to the multicollinearity of sand with d_g (r= 0.87^{**}), we did not use the d_g as an input variable to estimate MWD of wet aggregates. Generally, four MLR, ANN and GEP models were constructed to predict MWD of wet aggregates from measured readily available soil variables. The results of MLR, ANN and GEP models indicated that the most suitable variables to estimate MWD of wet aggregates were sand, OC and GMD of dry aggregates. The values of R^2, RMSE, ME and NS criteria were obtained equal 0.52, 0.48 mm, 0.13 mm and 0.48, and 0.85, 0.30 mm, 0.03 mm and 0.78, 0.79, 0.35 mm, -0.10 mm, 0.95 for the best MLR, ANN and GEP models in the testing data set, respectively. Many researchers also reported that there is a positive and significant correlation between MWD of wet aggregates and OC.

Conclusion

The results showed that sand, OC and GMD of dry aggregates were the most important and readily available soil variables to predict the mean weight diameter (MWD) of wet aggregates in the Fandoghloo region of Ardabil province. According to the lowest values of RMSE and the highest values of R^2 and NS, the precision of ANN models to predict MWD of wet aggregates was more than MLR and GEP models in this study. Because ANN is more flexible and effectively captures non-linear relationships, it performed better than the other models in predicting MWD.

Keywords: Aggregate stability, Artificial neural network, Gene expression programming, Sloped lands, Soil pedotransfer functions

نشریه آب و خاک

https://jsw.um.ac.ir

مقاله پژوهشی

جلد ۳۸، شماره ۶، بهمن-اسفند ۱۴۰۳، ص. ۷۶۴-۷۴۹

ارزیابی مدل‌های رگرسیونی و هوشمند برای برآورد میانگین وزنی قطر خاکدانه‌های تر

شکراله اصغری[1*] - کیمیا حیدری[2] - مهسا حسنپور کاشانی[3] - حسین شهاب آرخازلو[4]

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۹/۱۳

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۱۰/۲۳

چکیده

اندازه‌گیری مستقیم میانگین وزنی قطر (MWD) خاکدانه‌های تر به‌عنوان یکی از شاخص‌های مهم برای ارزیابی پایداری ساختمان خاک، کاری وقت‌گیر و پرهزینه است. هدف پژوهش حاضر مقایسه دقت مدل رگرسیون خطی چندگانه (MLR) و دو مدل هوشمند شامل شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) در برآورد MWD از روی متغیرهای زودیافت و سهل‌الوصول خاک بود. برای این منظور، ۸۰ نمونه خاک سطحی دست‌خورده و دست‌نخورده از عمق صفر تا ۱۰ cm اراضی جنگلی، مرتعی و زراعی منطقه فندقلوی استان اردبیل جمع‌آوری شد. سپس برخی ویژگی‌های فیزیکی و شیمیایی زودیافت آن‌ها و میانگین وزنی قطر (MWD) خاکدانه‌های تر مطابق روش‌های معمول و استاندارد تعیین گردید. داده‌ها به‌طور تصادفی به دو مجموعه آموزشی (۶۰ داده) و آزمونی (۲۰ داده) تقسیم گردید. مدل‌های MLR، ANN و GEP به‌ترتیب با به‌کارگیری نرم‌افزارهای SPSS، MATLAB و Gene Xpro Tools ایجاد شدند. نتایج نشان‌دهنده همبستگی مثبت و معنی‌دار (**r= ۰/۵۹) بین شن و کربن آلی خاک بود. شن، کربن آلی و میانگین هندسی قطر (GMD) خاکدانه‌های خشک از مهمترین متغیرهای ورودی مدل‌ها در برآورد MWD خاکدانه‌های تر بودند. براساس داده‌های آزمونی، مقادیر ضریب تبیین (R^2)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)، میانگین خطا (ME) و ضریب نش-ساتکلیف (NS) برابر ۰/۵۲، ۰/۴۸ mm، ۰/۱۳ و ۰/۴۸، ۰/۸۵، ۰/۳۰ mm ، ۰/۰۳ mm و ۰/۷۸، ۰/۷۹، ۰/۳۵ mm، ۰/۱۰ mm - و ۰/۹۵ به‌ترتیب در بهترین مدل MLR، ANN و GEP به‌دست آمد. بنابراین مدل MLR در مقایسه با مدل‌های هوشمند از دقت کمتری و خطای بیشتری در برآورد MWD برخوردار بود؛ مدل ANN به علت داشتن R^2 و NS بالا و RMSE پایین توانست در مقایسه با دو مدل دیگر، MWD خاکدانه‌های تر را با دقت زیاد و خطای کم در منطقه مورد مطالعه تخمین بزند.

واژه‌های کلیدی: اراضی شیبدار، توابع انتقالی خاک، برنامه‌ریزی بیان ژن، پایداری خاکدانه، شبکه عصبی مصنوعی

مقدمه

اطلاع از وضعیت پایداری خاکدانه‌ها و ساختمان خاک از نظر مدیریت آب و خاک به‌ویژه در اراضی شیبدار که در معرض فرسایش قرار دارند حائز اهمیت است. یکی از شاخص‌های مهم و با ارزش برای بررسی پایداری خاکدانه‌ها در آب، میانگین وزنی قطر خاکدانه‌های تر[5] (MWD) می‌باشد. اندازه‌گیری مستقیم MWD (روش الک تر) در آزمایشگاه کاری پر زحمت، وقت‌گیر و گران می‌باشد. در دهه‌های اخیر، توابع انتقالی[6] (PTFs) متعددی برای برآورد MWD از روی متغیرهای زودیافت و سهل‌الوصول خاک مانند شن، سیلت، رس،

۱، ۲ و ۴- به‌ترتیب استاد، دانشجوی دکتری و دانشیار گروه علوم و مهندسی خاک، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل، ایران

(*- نویسنده مسئول: Email: shasghari@uma.ac.ir)

۳- دانشیار، گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل، ایران

https://doi.org/10.22067/JSW.2025.91071.1454

5- Mean weight diameter
6- Pedotransfer functions

کربن آلی و آهک در مناطق مختلف اقلیمی ایران (Alijanpour Shalmani et al.,2011; Amirabedi et al., 2016; Asghari et al., 2021; Marashi et al., 2019) و جهان (Sarkar et al., 2023) ارائه گردیده است.

توابع انتقالی متعددی بر مبنای مدل‌های رگرسیون خطی چندگانه[1] (MLR)، شبکه عصبی مصنوعی[2] (ANN) و برنامه‌ریزی بیان ژن[3] (GEP) برای برآورد متغیرهای دیریافت و پرهزینه خاک از روی متغیرهای زودیافت و کم‌هزینه خاک ارائه گردیده است؛ اکثر محققان گزارش کرده‌اند که در بین مدل‌های تخمین‌گر، توابع MLR به علت در نظر نگرفتن روابط غیرخطی بین متغیرهای ورودی (زودیافت) و خروجی (دیریافت) از عملکرد ضعیفی برخوردار هستند (Bhattacharya et al., 2021; Sarkar et al., 2023). با توجه به این‌که داده‌های واقعی در مقیاس جهانی، عمدتاً غیرخطی هستند لذا مدل‌های هوشمند همانند ANN و GEP بر مبنای روش‌های ماشین یادگیری و تشخیص الگو عمل نموده و قادر به شناسایی بهتر روابط غیرخطی بین متغیرهای زودیافت و دیریافت خاک هستند.

علی‌جانپور شلمانی و همکاران (Alijanpour Shalmani et al., 2011) از مدل‌های MLR و ANN برای برآورد میانگین هندسی قطر[4] (GMD) خاکدانه‌های خشک در اراضی جنگلی استان گیلان استفاده کردند. نتایج بیانگر آن بود که مدل ANN به علت داشتن ضریب تبیین بالا و خطای پایین در مقایسه با مدل MLR از دقت بالاتری برخوردار بود و pH، جرم مخصوص حقیقی، سیلت و مقاومت مکانیکی خاک به‌عنوان مناسب‌ترین متغیرهای ورودی تعیین گردیدند. نتایج پژوهش امیرعابدی و همکاران (Amirabedi et al., 2016) در دشت اردبیل نشان داد که مدل ANN نسبت به مدل MLR توانست MWD خاکدانه‌های تر را با دقت بالاتری برآورد نماید و رس، کربن آلی و جرم مخصوص ظاهری به عنوان بهترین متغیرهای ورودی در منطقه مورد مطالعه شناسایی شدند. اصغری و همکاران (Asghari et al., 2017) گزارش نمودند استفاده از بعد فراکتالی خاکدانه[5] در ورودی مدل‌های MLR و ANN موجب افزایش دقت تخمین MWD خاکدانه‌های تر (مرحله آموزش) در اراضی جنگلی، مرتعی و زراعی منتخب از استان اردبیل گردید همچنین مدل ANN (R^2= ۰/۹۵) در مقایسه با مدل MLR (R^2= ۰/۸۵) دارای ضریب تبیین بالاتری بود. مرعشی و همکاران (Marashi et al., 2019) از رس، pH، کربن آلی، ظرفیت تبادل کاتیونی و بعد فراکتالی خاکدانه‌ها به‌عنوان متغیرهای ورودی برای تخمین MWD خاکدانه‌های تر در استان آذربایجان شرقی استفاده کردند. نتایج بیانگر آن بود که در برآورد MWD، مدل هوشمند نروفازی (R^2= ۰/۹۷) نسبت به مدل MLR (R^2= ۰/۹۰) از ضریب تبیین بالاتر و در نتیجه دقت بیشتری برخوردار بود. اصغری و همکاران (Asghari et al., 2021) از مدل‌های MLR، ANN و نروفازی برای برآورد MWD خاکدانه‌های تر در اراضی متأثر از نمک اطراف دریاچه ارومیه استفاده کردند. نتایج نشان داد کربن آلی، شن و نسبت جذبی سدیم مهمترین متغیرهای زودیافت در برآورد MWD بودند همچنین مدل ANN به‌دلیل داشتن خطای کم در مقایسه با توابع رگرسیونی و نروفازی از دقت بیشتری در برآورد MWD تر برخوردار بود. سرکار و همکاران (Sarkar et al., 2023) از مدل‌های رگرسیونی (MLR) و هوشمند شامل ANN، ماشین بردار پشتیبان[6] (SVM)، درخت تصمیم‌گیری[7] (RT) و جنگل تصادفی[8] (RF) برای برآورد MWD خاکدانه‌های تر از روی شن، سیلت، رس، جرم مخصوص ظاهری، بعد فراکتالی، کربن آلی و گلومالین در ۱۲۱ نمونه خاک منتخب از کشور هندوستان استفاده کردند؛ نتایج نشان داد که مدل MLR از دقت کمتری در برآورد MWD در مقایسه با سایر مدل‌های هوشمند برخوردار بود در حالی که مدل SVM دارای بیشترین دقت در تخمین MWD در بین مدل‌های مورد مطالعه بود. اخیراً از مدل GEP نیز به‌عنوان یک روش هوشمند در برآورد برخی ویژگی‌های دیریافت خاک استفاده شده است؛ به‌عنوان مثال، احمدزاده کلیبر و فولاد پناه (Ahmadzadeh Kaleibar & Fuladipanah, 2023) گزارش کردند که مدل GEP در مقایسه با مدل‌های رگرسیون خطی و غیرخطی توانست رطوبت‌های ظرفیت مزرعه و نقطه پژمردگی را با دقت بالایی تخمین بزنند. نتایج پژوهش زانگ و زانگ (Zhang & Zhangh, 2024) نیز نشان داد که مدل GEP در مقایسه با سایر مدل‌های هوشمند و روابط ریاضی توانست ضریب نفوذپذیری خاک را با دقت بیشتر و خطای کمتر (R^2 برابر با ۰/۹۴ و RMSE برابر با ۰/۰۰۴۸) برآورد نماید.

بررسی منابع نشان داد مدل‌های MLR و ANN متعددی برای برآورد شاخص‌های پایداری خاکدانه در ایران و جهان ارائه شده است ولی واقعیت آن است که به‌دلیل تغییرپذیری بالای مکانی و زمانی شاخص‌های پایداری ساختمان خاک، مدل‌های مذکور اغلب برای اراضی مناطق مورد مطالعه کارایی لازم را دارند و کاربرد آن‌ها برای خاک‌های سایر مناطق اقلیمی نیاز به راستی‌آزمایی دارد؛ از سوی دیگر، براساس اطلاعات موجود و در دسترس، تاکنون از مدل GEP برای برآورد MWD خاکدانه‌های تر به‌ویژه در اراضی شیبدار منطقه فندقلوی اردبیل استفاده نگردیده است لذا پژوهش حاضر از این نظر دارای نوآوری می‌باشد. اراضی جنگلی، مرتعی و زراعی منطقه فندقلو

1- Multiple linear regression
2- Artificial neural network
3- Gene expression programming
4- Geometric mean diameter
5- Fractal dimension
6- Support vector machine
7- Regression tree
8- Random forest

به‌علت شیبدار بودن، تردد کنترل نشده گردشگر در فصول معتدل و گرم سال، چرای بی‌رویه دام‌های سنگین (گاو و گاومیش) و شخم موازی شیب توسط کشاورزان محلی در معرض فرسایش و تخریب شدید قرار دارند لذا ایجاد مدل‌های رگرسیونی و هوشمند برای برآورد پایداری خاکدانه در آب و نیز ارزیابی دقت مدل‌های مذکور به‌منظور اعمال روش‌های مدیریتی صحیح آب و خاک در منطقه مذکور ضروری به‌نظر می‌رسد. اهداف پژوهش حاضر عبارت بودند از (۱) ارائه مدل‌های MLR، ANN و GEP برای برآورد MWD خاکدانه‌های تر از روی متغیرهای زودیافت خاک در اراضی جنگلی، مرتعی و زراعی مجاور هم منطقه فندقلوی استان اردبیل (۲) مقایسه و ارزیابی دقت مدل‌های مذکور در برآورد MWD خاکدانه‌های تر با استفاده از آماره‌های ضریب تبیین (R^2)، ریشه میانگین مربعات خطا[1] (RMSE)، میانگین خطا[2] (ME) و ضریب نش-ساتکلیف[3] (NS).

مواد و روش‌ها

تعداد ۸۰ نمونه خاک از عمق ۰ تا ۱۰ سانتی‌متری اراضی شیبدار و مجاور هم شامل: کاربری‌های جنگلی (۲۰ نمونه)، مرتعی (۲۳ نمونه) و زراعی (۳۷ نمونه) منطقه فندقلوی اردبیل با ثبت مختصات جغرافیایی نقاط در فواصل حدود ۵۰ متری و به‌طور تقریباً منظم در تابستان ۱۴۰۲ برداشته‌شد (شکل ۱). نمونه‌برداری خاک در هر نقطه به دو صورت دست‌خورده (با احتیاط کامل و کمترین تخریب خاکدانه‌ها) با استفاده از بیلچه و دست‌نخورده (استوانه‌های استیل به قطر و ارتفاع ۵ سانتی‌متر) با استفاده از نمونه‌بردار دستی انجام گرفت.

نمونه‌های خاک در آزمایشگاه هواخشک شدند سپس مقداری از آن‌ها برای تعیین میانگین وزنی قطر (MWD) خاکدانه‌های تر و نیز میانگین هندسی قطر (GMD) خاکدانه‌های خشک جدا گردیده و باقیمانده خاک پس از خرد شدن به‌منظور اندازه‌گیری سایر متغیرهای خاک از الک ۲ mm عبور داده شد. درصد ذرات شن، سیلت و رس (کلاس بافت خاک) به روش هیدرومتری چهار قرائته (Gee & Or, 2002) اندازه‌گیری شد سپس متغیرهای میانگین هندسی قطر (d_g) و انحراف استاندارد هندسی (σ_g) ذرات خاک از روی درصدهای ذرات خاک و با استفاده از روابط ارائه شده توسط شیرازی و بورسما (Shirazi & Boersma, 1984) محاسبه گردید. اسیدیته (pH) و هدایت الکتریکی (EC) در عصاره ۱ به ۲/۵ خاک به آب و آهک به روش تیتراسیون با اسید و سود اندازه‌گیری شد (Page, 1985) کربن آلی به روش اکسیداسیون تر (Nelson & Sommers, 1982) تعیین گردید. جرم مخصوص ظاهری (BD) به روش نمونه دست‌نخورده در استوانه‌های استیل (Blake & Hartge, 1986a) و جرم مخصوص حقیقی (PD) به روش پیکنومتر (Blake & Hartge, 1986b) اندازه‌گیری شد. میانگین هندسی قطر (GMD) خاکدانه‌ها به روش الک خشک در ۵۰ گرم خاک هواخشک گذرانده شده از الک ۴/۷۵ میلی‌متر با استفاده از دستگاه شیکر الک خشک و با به‌کارگیری الک‌های با قطر سوراخ به‌ترتیب از بالا به پایین ۲، ۱، ۰/۵، ۰/۲۵ و ۰/۱۰۶ میلی‌متر اندازه‌گیری و محاسبه گردید (Kemper & Rosenau, 1986).

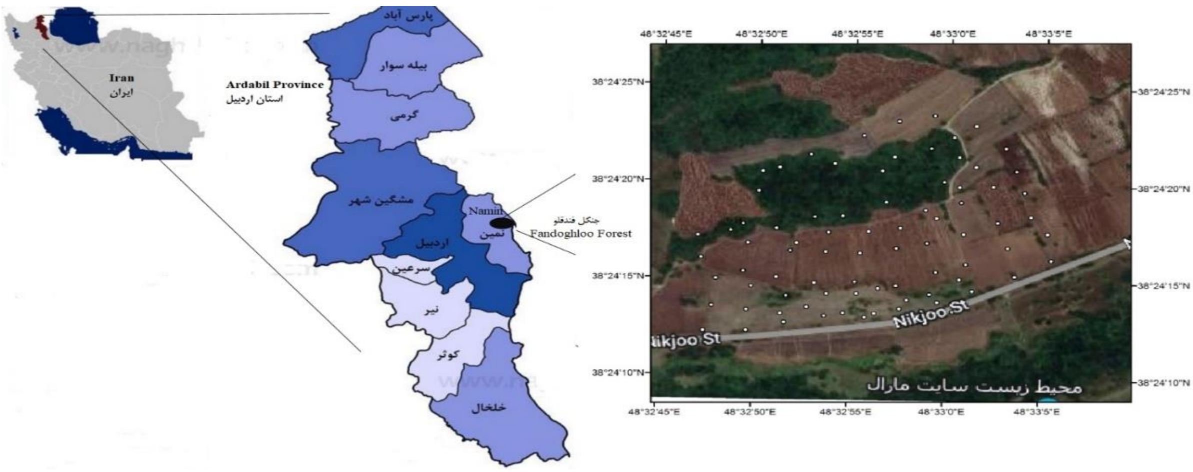
میانگین وزنی قطر (MWD) خاکدانه‌های تر در ۵۰ گرم خاک هواخشک گذرانده شده از الک ۴/۷۵ میلی‌متر با استفاده از دستگاه شیکر الک‌تر با شدت ۳۰ نوسان در دقیقه و مدت ۵ دقیقه در داخل سطل‌های بزرگ آب تعیین گردید. بدین ترتیب که، MWD خاکدانه‌های تر با به‌کارگیری الک‌های با قطر سوراخ به‌ترتیب از بالا به پایین ۲، ۱، ۰/۵، ۰/۲۵ و ۰/۱۰۶ میلی‌متر پس از تصحیح به وزن شن بر حسب میلی‌متر از رابطه زیر محاسبه گردید (Yoder, 1936).

$$MWD = \sum_{i=1}^{i=5} \left(\frac{R-s}{m_d-S}\right) i \times d_i \qquad (۱)$$

در این رابطه، R وزن آون خشک خاکدانه‌ها و شن‌های مانده بر روی الک iام (گرم)، s وزن آون خشک شن‌های مانده بر روی الک iام (گرم)، S وزن مجموع شن‌ها (گرم)، m_d وزن خاک آون خشک (گرم) و d_i میانگین قطر سوراخ دو الک متوالی است. لازم به توضیح است که MWD روش الک تر، پایداری خاکدانه‌ها در آب را نشان می‌دهد که برای تعیین آن حدود سه روز زمان لازم است در حالی‌که برای تعیین GMD روش الک خشک در حدود یک ساعت زمان لازم است.

قبل از اجرای فرآیند مدل‌سازی داده‌ها به روش‌های رگرسیونی و هوشمند، آزمون نرمال بودن توزیع داده‌ها به روش کولموگروف-اسمیرنوف[4] و نیز محاسبات مربوط به آمار توصیفی و ضریب همبستگی پیرسون بین متغیرها در نرم‌افزار SPSS 22 انجام گرفت؛ آزمون نرمال بودن نشان داد همه داده‌ها از توزیع نرمال برخوردار هستند. اشتقاق مدل‌های رگرسیونی خطی چندگانه (MLR) بین متغیرهای زودیافت خاک با متغیر دیریافت (MWD خاکدانه‌های تر) به روش گام به گام[5] در نرم‌افزار SPSS 22 انجام شد. در مجموع، بر اساس روش گام به گام چهار نوع مدل MLR بین متغیرهای ورودی (زودیافت) و خروجی (دیریافت) تشخیص داده شد.

1- Root mean square error
2- Mean error
3- Nash-Sutcliffe coefficient
4- Kolmogorov- Smearnove
5- Stepwise method



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی و نقشه توزیع نقاط نمونه‌برداری در تصویر ماهواره‌ای منطقه مورد مطالعه

Figure 1- Geographic position and distribution map of sampled points in satellite image of the studied area

برای ایجاد مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی (ANN) با استفاده از نرم‌افزارMATLAB، از همان متغیرهای ورودی در چهار مدل MLR استفاده گردید. برای این منظور، شبکه پرسپترون سه لایه (ورودی، پنهان و خروجی) با الگوریتم پس انتشار خطا و ۱۰۰۰ تکرار برای رسیدن به حداقل خطا و حداکثر پایداری شبکه به کار گرفته‌شد و تعداد نرون‌های مناسب به روش سعی و خطا در لایه پنهان برای چهار مدل شبکه عصبی به‌ترتیب برابر ۹، ۸، ۶ و ۶ انتخاب گردید. نرون‌های پنهان داخل شبکه پرسپترون چند لایه، در هر لایه به نرون‌های لایه بعد متصل هستند. به منظور تجزیه و تحلیل ویژگی‌ها در داده‌های ورودی، توابع فعال‌سازی تانژانت سیگموئید و خطی به ترتیب در لایه‌های پنهان و خروجی هر چهار مدل به‌کار برده شد (Ghorbani *et al.*, 2019). به‌منظور آموزش شبکه با دقت بالا از الگوریتم آموزشی مارکوآرت-لونبرگ استفاده گردید.

برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) یک الگوریتم توسعه‌یافته براساس برنامه‌ریزی ژنتیک و الگوریتم ژنتیک می‌باشد و مبنای تمامی آنها بر اساس نظریه تکامل داروین استوار است که در آن کروموزوم‌های خطی و ساده با طول ثابت مشابه آنچه در الگوریتم ژنتیک استفاده می‌شود و ساختارهای شاخه‌ای با اندازه‌ها و اشکال متفاوت مشابه با برنامه‌ریزی ژنتیک ترکیب می‌شوند (Ferreira, 2001). جزئیات بیشتر در مورد فرایند اجرای مدل GEP در تحقیق زانگ و زانگ (Zhang & Zhangh, 2024) بیان شده است. در تحقیق حاضر برای مدل‌سازی MWD خاکدانه‌های تر به روش برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) از نرم‌افزار Gene Xpro Tools 4.0 استفاده گردید. در این نوع مدل‌سازی یک سری عملگرهای ریاضی از قبیل جمع، تفریق، ضرب، تقسیم، ریشه دوم، ریشه سوم، لگاریتم طبیعی، لگاریتم نپری، توان دوم و توان سوم به‌کار گرفته شد. جدول ۱، مقادیر انتخابی پارامترهای لازم برای اجرای مدل GEP را نشان می‌دهد.

در هر سه روش مدل‌سازی MLR، ANN و GEP از کل ۸۰ داده برای هر متغیر، بعد از تصادفی کردن کل داده‌ها در نرم‌افزار اکسل، ۶۰ داده برای آموزش مدل و ۲۰ داده برای آزمون مدل در نظر گرفته شد. برای ارزیابی دقت و کارآیی مدل‌های MLR، ANN و GEP در برآورد MWD خاکدانه‌های تر از آماره‌های ضریب تبیین (R^2)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)، میانگین خطا (ME) و ضریب نش-ساتکلیف (NS) (Ghorbani et *al.*, 2019) استفاده گردید.

جدول ۱- مقادیر پارامترهای مدل برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP)

Table 1- The values of GEP model parameters

مقادیر Values	عوامل ژنتیک Genetic factors	مقادیر Values	تنظیمات عمومی General adjustment
0.044	Mutation rate نرخ جهش	30	Number of chromosome تعداد کروموزم‌ها
0.1	Inversion rate نرخ وارون‌سازی	8	Head size اندازه سر
0.3	one point recombination rateنرخ ترکیب تک نقطه‌ای	3	Number of genes تعداد ژن‌ها
0.3	two point recombination rateنرخ ترکیب دو نقطه‌ای	جمع (+)	Linking function تابع پیوند
0.1	Gene recombination rateنرخ ترکیب ژن	RMSE	Fitness function error type معیارخطای تابع

مقادیر بالای R^2 (نزدیک به ۱) بیانگر دقت بالای تخمین می‌باشد. از لحاظ آماری کمترین مقدارRMSE، صفر می‌باشد که در آن شرایط، مقادیر اندازه‌گیری و تخمینی MWD باهم برابرند؛ هرچه مقدارRMSE کوچکتر باشد تخمین انجام شده توسط مدل برآورد کننده دقیق‌تر است. مقادیر مثبت ME بیش‌برآوردی و مقادیر منفی آن کم‌برآوردی مدل را نشان می‌دهد. اگر ضریب NS برابر یک باشد بیانگر آن است که مدل‌سازی با دقت بالایی انجام گرفته و مقادیر اندازه‌گیری و تخمینی MWD برهم منطبق هستند؛ مقدار صفر NS نشان‌دهنده آن است که مقادیر تخمینی مدل با میانگین داده‌های اندازه‌گیری شده دارای دقت یکسان می‌باشند.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(Y_{i(p)} - Y_{i(m)})^2}{n}} \quad (۲)$$

$$ME = \frac{\sum_{i=1}^{n} Y_{i(p)} - Y_{i(m)}}{n} \quad (۳)$$

$$NS = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(Y_{i(p)} - Y_{i(m)})^2}{\sum_{i=1}^{n}(Y_{i(m)} - \overline{Y_m})^2} \quad (۴)$$

در معادلات ۲، ۳ و ۴، $Y_{i(m)}$، $Y_{i(p)}$ و $\overline{Y_m}$ به‌ترتیب مقادیر اندازه‌گیری، برآورد شده و میانگین مقادیر اندازه‌گیری شده MWD توسط مدل و n تعداد داده‌ها برای MWD در هر مدل می‌باشد. از میان مدل‌های ایجاد شده برای برآورد MWD، بهترین مدل MLR، ANN و GEP با ترکیب متغیرهای ورودی در داده‌های آزمونی، براساس آماره‌های مذکور تعیین شد. آزمون مدل‌ها در شناسایی دقت مدل به ازای داده‌هایی که در آموزش مدل به‌کار نرفته‌اند استفاده می‌شود.

نتایج و بحث

توصیف آماری متغیرهای خاک

با توجه به جدول ۲ مشاهده می‌شود که داده‌های به‌کار رفته در مراحل آموزش و آزمون مدل‌های رگرسیون خطی چندگانه (MLR)، شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) از توزیع نسبتاً مناسبی برخوردار هستند؛ این نکته از نظر ایجاد و ارزیابی مدل‌ها مهم تلقی می‌شود به‌عنوان مثال پراکنش نسبتاً وسیع داده‌ها به‌ترتیب در مراحل آموزش و آزمون برای MWD خاکدانه‌های تر از ۰/۳۵ تا ۲/۶۵ میلی‌متر و از ۰/۶۰ تا ۲/۵۰ میلی‌متر، برای GMD خاکدانه‌های خشک از ۰/۸۰ تا ۱/۳۳ میلی‌متر و از ۰/۸۹ تا ۱/۲۰ میلی‌متر، برای شن از ۱۳/۱۴ تا ۶۴/۸۰ درصد و ۱۵/۳۱ تا ۵۶/۳۵ درصد، برای کربن آلی از ۱/۰۱ تا ۷/۱۷ و ۱/۱۵ تا ۶/۵۵ درصد و برای تخلخل کل خاک از ۳۹ تا ۶۲ و ۴۳ تا ۸۷ درصد بیانگر این موضوع می‌باشد. علاوه بر آن، از جدول ۲ مشهود است که مقادیر متوسط متغیرها در مراحل آموزش و آزمون مدل‌ها تقریباً نزدیک هم بوده و به‌ترتیب برای MWD خاکدانه‌های تر ۱/۳ و ۱/۳۵ میلی‌متر، برای GMD خاکدانه‌های خشک ۱/۰۳ و ۱/۰۴ میلی‌متر، برای شن ۳۴/۰۸ و ۳۰/۸۱ درصد، برای کربن آلی ۲/۷۸ و ۲/۸۰ درصد و برای تخلخل کل خاک ۵۳ و ۵۴ درصد می‌باشد. مقادیر زیاد کربن آلی، MWD خاکدانه‌های تر و GMD خاکدانه‌های خشک در کاربری جنگلی به‌دلیل تجمع هر ساله لاشبرگ‌های درختان (عمدتاً فندق) و مقادیر کم متغیرهای مذکور در کاربری زراعی به علت اتلاف ماده آلی خاک در اثر فرسایش خاک ناشی از شخم اراضی شیبدار در منطقه مورد مطالعه به‌دست آمد. این نتایج با یافته‌های اصغری و همکاران (Asghari *et al*., 2016) در یک راستا می‌باشد؛ این محققان مقادیر متوسط کربن آلی خاک را ۶ و ۲/۲۴ درصد و MWD خاکدانه‌های تر را ۱/۲۸ و ۰/۳۵ میلی‌متر به‌ترتیب در کاربری‌های جنگلی و زراعی منطقه فندقلوی اردبیل گزارش کردند. کلاس بافت خاک‌های مورد مطالعه در پژوهش حاضر براساس درصدهای شن، سیلت و رس و طبق مثلث بافت آمریکایی، لوم سیلتی (n= ۲۳)، لوم رسی سیلتی (۱۴ =n)، لوم (۱۳ =n)، لوم شنی(۱۲ =n)، لوم رسی (۱۱ =n)، لوم رسی شنی (۶ =n) و رسی سیلتی (۱ =n) بدست آمد که مؤید توزیع نسبتاً خوب بافت خاک در داده‌های مورد مطالعه می‌باشد. مقایسه مقادیر متوسط شاخص‌های پایداری خاکدانه (MWD و GMD) و تخلخل کل خاک در پژوهش حاضر با یافته‌های محققان در سایر اراضی واقع در استان اردبیل بیانگر پایداری بیشتر ساختمان خاک و نیز تخلخل بالای خاک به‌علت برخورداری از پوشش گیاهی جنگلی و مرتعی در منطقه مورد مطالعه می‌باشد. به‌طور مثال، امیرعابدی و همکاران (Amirabedi *et al*., 2016) مقدار متوسط MWD خاکدانه‌های تر و تخلخل کل خاک را به‌ترتیب ۰/۵۰ میلی‌متر و ۴۷ درصد در اراضی دشت اردبیل (با فاصله حدود ۳۰ کیلومتر از محل پژوهش حاضر) گزارش نمودند.

جدول ۳ نشان می‌دهد براساس ضرایب همبستگی پیرسون (r)، همبستگی خطی قوی ($r > 0.60$) بین شن با سیلت و میانگین هندسی قطر ذرات (d_g)، سیلت با انحراف استاندارد هندسی ذرات (σ_g) و رس با d_g وجود دارد لذا برای پرهیز از همراستایی چندگانه[1]، این متغیرها به‌طور همزمان به‌عنوان ورودی مدل برای ایجاد مدل‌های MLR در برآورد MWD خاکدانه‌های تر به‌کار گرفته نشدند.

1- Multicolinearity

جدول ۲- آماره‌های توصیفی متغیرهای خاک در منطقه مورد مطالعه

Table 2- Descriptive statistics of soil variables in the studied area

متغیر Variable	آموزش Training				آزمون Testing			
	Min.	Max.	Mean	Sd.	Min.	Max.	Mean	Sd.
n (cm^{-3} cm^{-3})	0.39	0.62	0.53	0.05	0.43	0.87	0.54	0.09
PD (g cm^{-3})	2.01	2.67	2.43	0.15	2.03	2.68	2.41	0.16
Clay (%)	3.00	42.18	20.59	9.73	3.94	38.40	23.86	10.41
Silt (%)	21.12	65.20	45.33	13.10	23.38	74.97	45.32	11.91
Sand (%)	13.14	64.80	34.07	15.82	15.31	56.35	30.81	13.63
d_g (mm)	0.01	0.21	0.06	0.05	0.02	0.15	0.05	0.04
σ_g (-)	6.94	20.43	11.39	3.21	5.61	17.05	11.92	3.07
MWD (mm)	0.35	2.65	1.30	0.61	0.60	2.50	1.35	0.69
GMD (mm)	0.8	1.33	1.03	0.11	0.89	1.20	1.04	0.09
OC (%)	1.01	7.17	2.78	1.71	1.15	6.55	2.80	1.85
$CaCO_3$ (%)	3.12	15.60	7.16	2.00	2.10	10.24	6.82	2.12
$pH_{1:2.5}$	5.45	7.34	6.28	0.39	5.68	7.09	6.38	0.41
$EC_{1:2.5}$ (dS m^{-1})	0.02	1.08	0.15	0.17	0.04	0.80	0.13	0.16

PD: جرم مخصوص حقیقی (particle density)، Clay: رس، silt: سیلت، sand: شن، d_g: میانگین هندسی قطر ذرات (geometric mean diameter)، σ_g: انحراف استاندارد هندسی ذرات (geometric standard deviation)، MWD: میانگین وزنی قطر خاکدانه‌های تر (mean weight diameter)، GMD: میانگین هندسی قطر خاکدانه‌های خشک (geometric mean diameter). OC: کربن آلی (organic carbon)، $CaCO_3$: کربنات کلسیم معادل. Sd: انحراف استاندارد، Mean: میانگین، Max: حداکثر، Min: حداقل.

جدول ۳- ضریب همبستگی پیرسون (r) بین متغیرهای مورد مطالعه (n=80)

Table 3- Pearson correlation coefficient (r) between studied variables (n=80)

Variable	MWD	GMD	Clay	Sand	Silt	OC	pH	EC	$CaCO_3$	σ_g	dg	PD
GMD	0.30**	1.00										
Clay	-0.48**	0.18^{ns}	1.00									
Sand	0.70**	0.11^{ns}	-0.55**	1.00								
Silt	-0.46**	-0.27*	-0.10^{ns}	-0.76**	1.00							
OC	0.67**	0.14^{ns}	-0.59**	0.59**	-0.24*	1.00						
pH	0.52**	0.06^{ns}	-0.24*	0.59**	-0.52**	0.33**	1.00					
EC	0.06^{ns}	-0.07^{ns}	-0.05^{ns}	0.15^{ns}	-0.14^{ns}	0.08^{ns}	0.40**	1.00				
CaCO3	0.37**	0.02^{ns}	-0.28*	0.41**	-0.27*	0.39**	0.45**	0.14^{ns}	1.00			
σ_g	0.33**	0.36**	0.42**	0.41**	-0.83**	0.02^{ns}	0.37**	0.02^{ns}	0.04^{ns}	1.00		
dg	0.57**	-0.30^{ns}	-0.71**	0.87**	-0.49**	0.55**	0.47**	0.18^{ns}	0.44**	0.01^{ns}	1.00	
PD	-0.46**	-0.08^{ns}	0.41**	-0.32**	0.06^{ns}	-0.58**	-0.22*	-0.11^{ns}	-0.28*	0.08^{ns}	-0.36**	1.00
n	-0.23*	-0.02^{ns}	0.08^{ns}	-0.22*	0.20^{ns}	-0.06^{ns}	-0.30**	0.005^{ns}	-0.09^{ns}	-0.16^{ns}	-0.13^{ns}	0.19^{ns}

*و **: به‌ترتیب معنی‌دار در سطح احتمال ۱ و ۵ درصد. توصیف علائم متغیرها در زیر جدول ۲ آورده شده است.

Variable symbols description is available under Table 2. $^{*, **}$: Significant at P < 0.05 and P < 0.01, respectively.

عـامـل تورم واریـانس[1] (VIF) از جملـه روش‌هـای تشــخیص همراســتایی چندگانه می‌باشــد که بیانگر آن اســت واریانس ضــرایب برآوردی تا چه حد نسـبت به حالتی که متغیرهای برآوردی همبستگی خطی ندارند افزایش یافته اســت (Yazdani *et al.*, 2014). تحلیل هم‌خطی حـداکثر تورم واریانس (VIF) چهار مدل MLR در جدول ۴ نشـان می‌دهد که مقادیر VIF کمتر از ۵ هستند و بیشترین مقدار آن در پژوهش حاضــر ۲/۰۶ می‌باشــد. به‌طور کلی، اگر آماره VIF برای یک متغیر کمتر از ۵ باشـد آن متغیر در مدل وارد می‌گردد در غیر این صورت باید از مدل حذف شود.

نتـایج مـدل‌هـای رگرســیون خطی چندگانه (MLR) برای برآورد میانگین وزنی قطر (MWD) خاکدانه‌های تر

چهـار نوع مـدل MLR برای برآورد MWD خـاکدانه‌های تر از روی متغیرهـای زودیـافـت خاک شــامل شـــن، کربن آلی، GMD خاکدانه‌های خشـک و جرم مخصوص حقیقی (PD) مطابق روش گام

1- Variance inflation factor (VIF)

به گام در رگرسیون خطی چندگانه تعیین گردید (جدول ۴). نتایج ضریب همبستگی پیرسون بین MWD خاکدانه‌های تر با متغیرهای زودیافت خاک در جدول ۳ نشان می‌دهد که بر خلاف انتظار، بالاترین مقدار همبستگی مثبت و معنی‌دار بین MWD با شن (**r= ۰/۷۰) پیدا شد؛ شن از عوامل مخرب خاکدانه‌سازی محسوب می‌شود دلیل این یافته متناقض در پژوهش حاضر را شاید بتوان به همبستگی مثبت و معنی‌دار بین کربن آلی و شن (**r= ۰/۵۹) نسبت داد (جدول ۴)؛ به عبارت دیگر، در منطقه مورد مطالعه با افزایش شن، کربن آلی خاک نیز افزایش یافته و موجب افزایش خاکدانه‌سازی (MWD) گردیده است. همچنین همبستگی‌های منفی و معنی‌دار بین MWD خاکدانه‌های تر با سیلت (**r= −۰/۴۶) و رس (**r= −۰/۴۸) و همبستگی مثبت و معنی‌دار بین MWD با میانگین هندسی قطر ذرات (d_g) (**r= ۰/۵۷) تعیین گردید؛ البته به دلیل همراستایی رس، سیلت و d_g با شن از این متغیرها به‌عنوان ورودی در کنار شن برای برآورد MWD خاکدانه‌های تر استفاده نگردید و سایر متغیرهای ورودی نیز براساس تشخیص روش گام به گام و احتمالاً به‌علت همبستگی ضعیف با MWD، در مدل‌های MLR ظاهر نشدند. مشاهده می‌شود شن و کربن آلی در مدل‌های MLR به‌عنوان متغیر ورودی و با علامت مثبت ظاهر گردیدند البته ضریب کربن آلی از ضریب شن بزرگتر است (جدول ۴). در پژوهش حاضر با توجه به این‌که شن در هر چهار مدل به‌کار گرفته شده است بنابراین مهمترین عامل اثرگذار در برآورد MWD خاکدانه‌های تر بوده است و کربن آلی، GMD و PD در درجه بعدی اهمیت قرار دارند. در مدل‌های رگرسیونی ارائه شده توسط اصغری و همکاران (Asghari *et al.*, 2021) و امیرعابدی و همکاران (Amirabedi *et al.*, 2016) نیز شن و کربن آلی به‌عنوان متغیرهای ورودی حائز اهمیت در برآورد MWD خاکدانه‌های تر گزارش گردیده است. علامت منفی PD در مدل MLR شماره ۴ نیز بیانگر آن است که با افزایش جرم مخصوص حقیقی خاک MWD خاکدانه‌های تر کاهش یافته است که علت آن را می‌توان به رابطه همبستگی منفی و معنی‌دار بین کربن آلی با PD (**r= −۰/۵۸) نسبت داد؛ این نتیجه با یافته‌های علی‌جانپور شلمانی و همکاران (Alijanpour Shalmani *et al.*, 2011) در یک راستا می‌باشد که گزارش کردند متغیر PD با علامت منفی در مدل‌های MLR برای برآورد GMD خاکدانه‌های خشک وارد گردید.

آماره‌های ارزیابی مدل‌های MLR برای برآورد MWD خاکدانه‌های تر در جدول ۵ آورده شده است. این آماره‌ها شامل ضریب تبیین (R^2)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)، میانگین خطا (ME) و ضریب نش- ساتکلیف (NS) بودند. بر پایه نتایج مطالعات قبلی، فقط به‌کارگیری R^2 برای ارزیابی مدل‌ها شاید گول‌زننده باشد لذا R^2 بالا دلیل بر مطابقت کامل مقادیر اندازه‌گیری با مقادیر برآوردی MWD و کم بودن خطا نمی‌باشد (Kozak *et al.*, 1996) لذا در این پژوهش ارزش‌گذاری مدل‌های MLR، ANN و GEP در برآورد MWD، بر اساس پایین بودن RMSE و بالا بودن NS در داده‌های آزمونی صورت گرفت. با توجه به جدول ۵ مشاهده می‌شود که مدل MLR شماره ۲ با متغیرهای ورودی شن و کربن آلی نسبت به سایر مدل‌های MLR از RMSE پایین و NS بالاو در نتیجه دقت زیاد در برآورد MWD در مرحله آزمون داده‌ها برخوردار بود. مقادیر R^2، RMSE، ME و NS این مدل برای داده‌های آزموشی به ترتیب برابر ۰/۶۳، mm ۰/۳۷، mm ۰/۰۲ و ۰/۶۳ و برای داده‌های آزمونی برابر ۰/۵۲، mm ۰/۴۸، mm ۰/۱۳ و ۰/۴۸ تعیین گردید (جدول ۵). مقادیر مثبت ME برای داده‌های آموزشی و آزمونی بیان‌گر برآورد بیشتر از مقدار واقعی MWD توسط مدل شماره ۲ می‌باشد. در رتبه بعدی، مدل MLR شماره ۳ با متغیرهای ورودی شن، کربن آلی و GMD قرار دارد (جدول ۵).

جدول ۴- مدل‌های رگرسیون خطی چندگانه (MLR) میانگین وزنی قطر خاکدانه‌های تر (MWD)

Table 4- MLR models of mean weight diameter of wet aggregates (MWD)

شماره Number	مدل Model	حداکثر VIF Max VIF
1	MWD = 0.028 Sand + 0.346	1.00
2	MWD = 0.018 Sand + 0.148 OC + 0.244	1.55
3	MWD = 0.017 Sand + 0.137 OC + 1.444 GMD – 1.148	1.58
4	MWD = 0.016 Sand + 0.099 OC + 1.519 GMD – 0.746 PD + 0.721	2.06

توصیف متغیرها در زیر جدول ۲ آورده شده است.

Variables description is available under Table 2.

جدول ۵- معیارهای ارزیابی مدل‌های رگرسیونی خطی چندگانه (MLR) میانگین وزنی قطر خاکدانه‌های تر (MWD)
Table 5- Evaluation criteria for MLR models of mean weight diameter of wet aggregates (MWD)

شماره Number	متغیرهای ورودی Input variables	آزمون Testing R^2	RMSE (mm)	ME (mm)	NS	آموزش Training R^2	RMSE (mm)	ME (mm)	NS
1	Sand	0.47	0.51	0.14	0.41	0.52	0.42	-0.001	0.52
2	Sand, OC	0.52	0.48	0.13	0.48	0.63	0.37	0.02	0.63
3	Sand, OC, GMD	0.48	0.49	0.08	0.45	0.69	0.34	-0.02	0.69
4	Sand, OC, GMD, PD	0.43	0.51	0.07	0.41	0.71	0.32	-0.004	0.71

NS: ضریب نش-ساتکلیف، RMSE: مجذور میانگین مربعات خطا، ME: میانگین خطا، R^2: ضریب تبیین. توصیف متغیرها در زیر جدول ۲ آورده شده است.

R^2: coefficient of determination; RMSE: root mean square error; ME: mean error; NS: Nash-Sutcliff coefficient. Variables description is available under Table 2.

نتایج مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی (ANN) برای برآورد میانگین وزنی قطر (MWD) خاکدانه‌های تر

از چهار مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN) با همان متغیرهای ورودی مدل‌های MLR (جدول ۵) برای برآورد MWD خاکدانه‌های تر استفاده گردید. در جدول ۶ آماره‌های ارزیابی مدل‌های ANN برای برآورد MWD ارائه شده است. ارجحیت مدل‌های ANN در برآورد MWD نیز همانند مدل‌های MLR (جدول ۵)، بر اساس پایین بودن میزان RMSE و بالا بودن میزان NS در داده‌های آزمونی تعیین گردید. بر این اساس، بهترین مدل ANN برای برآورد MWD، مدل ANN شماره ۳ با متغیرهای ورودی شن، کربن آلی و GMD در بین سایر مدل‌های ANN بود؛ مقادیر R^2، RMSE، ME و NS این مدل برای داده‌های آموزشی به‌ترتیب برابر ۰/۸۲، mm ۰/۲۶، mm ۰/۰۳ و ۰/۸۱ و برای داده‌های آزمونی برابر ۰/۸۵، mm ۰/۳۱، mm ۰/۰۳ و ۰/۷۸ به‌دست آمد (جدول ۶). مقادیر اندک مثبت ME برای داده‌های آموزشی و آزمونی نشان‌دهنده تخمین جزئی بیشتر از مقدار واقعی MWD توسط مدل ANN شماره ۳ در این پژوهش می‌باشد. در درجات بعدی، به‌ترتیب مدل ANN شماره ۲ و شماره ۴ دارای دقت بالاتری در تخمین MWD می‌باشد؛ مدل ANN شماره ۲ نشان می‌دهد اضافه شدن متغیر کربن آلی به مدل ANN شماره ۱ موجب کاهش خطای مدل و افزایش دقت آن گردید به طوری‌که بر اساس داده‌های آزمونی، RMSE مدل ANN شماره ۲ نسبت به مدل ANN شماره ۱ به میزان حدود ۲۱ درصد کاهش و ضریب NS مدل ANN شماره ۲ نسبت به مدل ANN شماره ۱ به میزان حدود ۳۲ درصد افزایش یافت. اصغری و همکاران (Asghari *et al.*, 2021) نیز در خاک‌های متأثر از نمک اطراف دریاچه ارومیه گزارش نمودند که MWD خاکدانه‌های تر با دقت بالا و خطای پایین (R^2= ۰/۸۴ و mm ۰/۱۵۴ =RMSE) توسط شبکه عصبی مصنوعی از روی متغیرهای ورودی شن، کربن آلی و نسبت جذبی سدیم برآورد گردید.

جدول ۶- معیارهای ارزیابی مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی میانگین وزنی قطر خاکدانه‌های تر (MWD)
Table 6- Evaluation criteria for ANN models of mean weight diameter of wet aggregates (MWD)

شماره Number	متغیرهای ورودی Input variables	آزمون Testing R^2	RMSE (mm)	ME (mm)	NS	آموزش Training R^2	RMSE (mm)	ME (mm)	NS
1	Sand	0.59	0.43	-0.049	0.56	0.61	0.38	0.03	0.61
2	Sand, OC	0.74	0.34	-0.002	0.74	0.75	0.30	-0.03	0.75
3	Sand, OC, GMD	0.85	0.31	0.030	0.78	0.82	0.26	0.03	0.81
4	Sand, OC, GMD, PD	0.72	0.38	-0.127	0.68	0.78	0.29	0.02	0.77

NS: ضریب نش-ساتکلیف، RMSE: مجذور میانگین مربعات خطا، ME: میانگین خطا، R^2: ضریب تبیین. توصیف متغیرها در زیر جدول ۲ آورده شده است.

R^2: coefficient of determination; RMSE: root mean square error; ME: mean error; NS: Nash-Sutcliff coefficient. Variables description is available under Table 2.

جدول ۷- معیارهای ارزیابی مدل‌های برنامه‌ریزی بیان ژن میانگین وزنی قطر خاکدانه‌های تر (MWD)
Table 7- Evaluation criteria for GEP models of mean weight diameter of wet aggregates (MWD)

		آزمون Testing				آموزش Training			
شماره Number	متغیرهای ورودی Input variables	R^2	RMSE (mm)	ME (mm)	NS	R^2	RMSE (mm)	ME (mm)	NS
1	Sand	0.49	0.50	-0.14	0.89	0.60	0.38	0.00	0.60
2	Sand, OC	0.69	0.37	-0.04	0.94	0.75	0.30	-0.03	0.75
3	Sand, OC, GMD	0.79	0.35	-0.10	0.95	0.80	0.27	0.00	0.80
4	Sand, OC, GMD, PD	0.71	0.40	-0.10	0.93	0.80	0.27	0.01	0.80

NS: ضریب نش-ساتکلیف، RMSE: مجذور میانگین مربعات خطا، ME: میانگین خطا، R^2: ضریب تبیین. توصیف متغیرها در زیر جدول ۲ آورده شده است.
R^2: coefficient of determination; RMSE: root mean square error; ME: mean error; NS: Nash-Sutcliff coefficient. Variables description is available under Table 2.

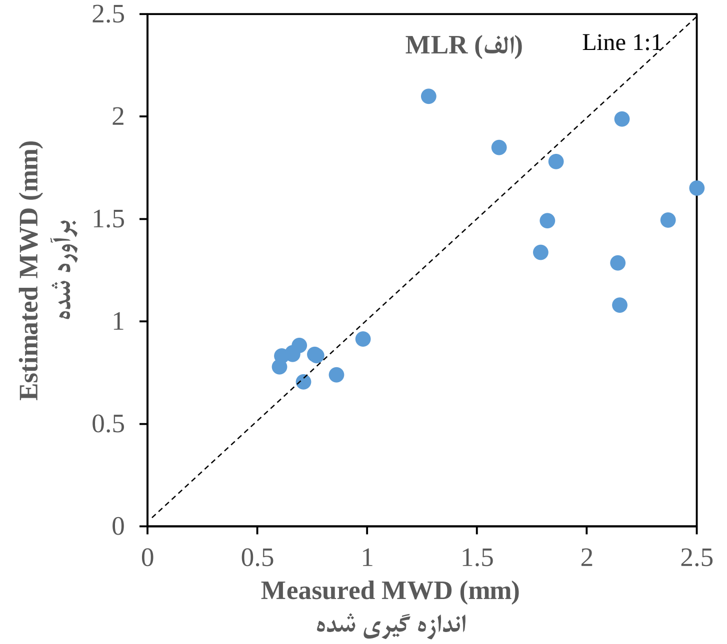
نتایج مدل‌های برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) برای برآورد میانگین وزنی قطر (MWD) خاکدانه‌های تر

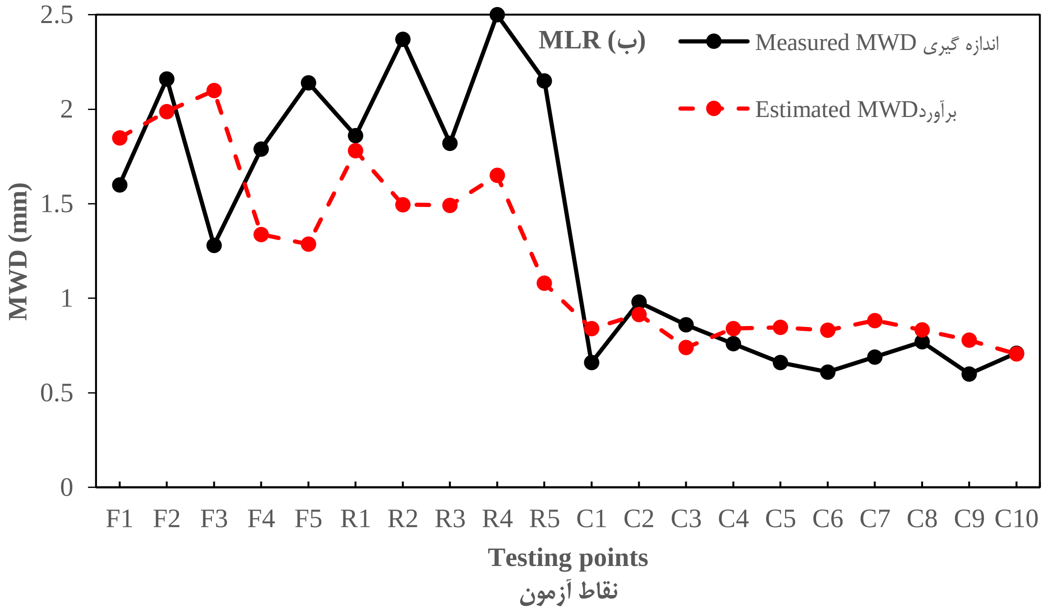
از چهار مدل برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) با همان متغیرهای ورودی مدل‌های MLR و ANN (جداول ۵ و ۶) برای برآورد MWD خاکدانه‌های تر استفاده شد؛ در جدول ۷ آماره‌های ارزیابی مدل‌های مذکور آورده شده است. اهمیت نسبی مدل‌های GEP در برآورد MWD نیز همانند مدل‌های MLR (جدول ۵) و ANN (جدول ۶)، بر اساس پایین بودن میزان RMSE و بالا بودن میزان NS در داده‌های آزمونی تعیین گردید. بر این اساس، مدل شماره ۳ با متغیرهای ورودی شن، کربن آلی و GMD نسبت به سایر مدل‌های GEP توانست MWD را با خطای کم و دقت بالا تخمین بزند؛ مقادیر R^2، RMSE ، ME و NS برای این مدل بر اساس داده‌های آموزشی به‌ترتیب برابر ۰/۷۹، mm ۰/۳۵، mm ۰/۱۰ - و ۰/۹۵ و داده‌های آزمونی برابر ۰/۸۰، mm ۰/۲۷، mm ۰/۰۰ و ۰/۸۰ تعیین گردید (جدول ۷). مقدار منفی ME در داده‌های آموزشی بیانگر کم‌برآوردی و و مقدار صفر آن در داده‌های آزمونی بیانگر تخمین دقیق MWD خاکدانه‌های تر توسط مدل GEP شماره ۳ در این پژوهش می‌باشد. در درجات بعدی اهمیت، به‌ترتیب مدل GEP شماره ۲ و شماره ۴ قرار دارد؛ با توجه به جدول ۷ مشاهده می‌شود افزودن متغیر کربن آلی به مدل GEP شماره ۱ باعث کاهش RMSE از ۵۰/۰ به mm ۰/۳۷و افزایش ضریب NS از ۰/۸۹ به ۰/۹۴ در داده‌های آزمونی گردید. به علت نبود مطالعه در زمینه مدل‌سازی MWD خاکدانه‌های تر با استفاده از روش برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP)، امکان مقایسه دقیق نتایج این قسمت با یافته‌های سایر محققان میسر نشد.

مقایسه دقت مدل‌های MLR، ANN و GEP در برآورد میانگین وزنی قطر (MWD) خاکدانه‌های تر

مقایسه عملکرد بهترین مدل در برآورد MWD خاکدانه‌های تر بر اساس نقاط آزمونی (۲۰ داده تصادفی) برای مدل‌های MLR، ANN و GEP به‌ترتیب در شکل‌های ۲، ۳ و ۴ (الف) نشان داده شده است؛ با توجه به این اشکال مشاهده می‌شود بیشترین مقادیر اندازه‌گیری شده MWD خاکدانه‌های تر مربوط به کاربری‌های جنگلی (F) و مرتعی (C) و کمترین مقادیر آن مربوط به کاربری زراعی (C) می‌باشد که علت آن را می‌توان به مقادیر کم کربن آلی خاک (عامل اصلی سیمانی کننده ذرات خاک و خاکدانه‌سازی) در کاربری زراعی نسبت داد. همچنین مشاهده می‌شود خطای هر سه مدل MLR، ANN و GEP (اختلاف بین مقادیر اندازه‌گیری شده با مقادیر برآورد شده) در برآورد MWD خاکدانه‌های تر در نمونه‌های خاک برداشته شده از کاربری زراعی (C) به مراتب کمتر از کاربری‌های مرتعی (R) و جنگلی (F) می‌باشد؛ علت این مسأله را می‌توان به سهم بیشتر داده‌های کاربری زراعی در مقایسه با کاربری‌های جنگلی و زراعی در مرحله آموزش هر سه مدل مذکور نسبت داد.

مقادیر R^2، RMSE و NS برای مدل‌های MLR (جدول ۵)، ANN (جدول ۶) و GEP (جدول ۷) ارائه شده برای برآورد MWD خاکدانه‌های تر در داده‌های آزمونی بیانگر آن است که مدل‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) به علت داشتن R^2 بالا (از ۰/۵۹ تا ۰/۸۵) و NS بیشتر (از ۰/۵۶ تا ۰/۷۸) و RMSE پایین (از ۰/۳۱ تا ۰/۴۳ میلی‌متر) در مقایسه با مدل‌های رگرسیون خطی چندگانه (R^2 از ۰/۴۳ تا ۰/۵۲، NS از ۰/۴۱ تا ۰/۴۸و RMSE از ۰/۴۸ تا ۰/۵۱ میلی‌متر) و مدل‌های برنامه‌ریزی بیان ژن (R^2 از ۰/۴۹ تا ۰/۷۹، NS از ۰/۸۹ تا ۰/۹۵و RMSE از ۰/۳۵ تا ۰/۵۰ میلی‌متر) از دقت زیاد و خطای کم در برآورد MWD برخوردار بودند. شکل‌های ۲، ۳ و ۴ (ب) نیز نمودار ۱:۱ مقادیر اندازه‌گیری و برآورد شده MWD را با استفاده از بهترین مدل MLR (مدل شماره ۲ در جدول ۵)، بهترین مدل ANN (مدل شماره ۳ در جدول ۶) و بهترین مدل GEP (مدل شماره ۳ در جدول ۷) برای داده‌های آزمونی نشان می‌دهد؛ با توجه به این شکل مشاهده می‌شود که پراکندگی داده‌ها حول محور ۱:۱ در بهترین مدل ANN در مقایسه با بهترین مدل‌های MLR و GEP کمتر است.



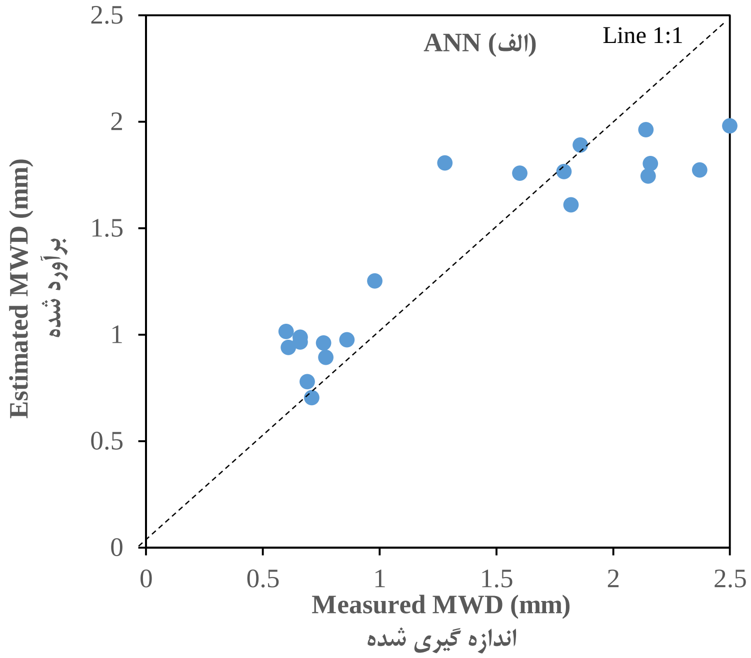


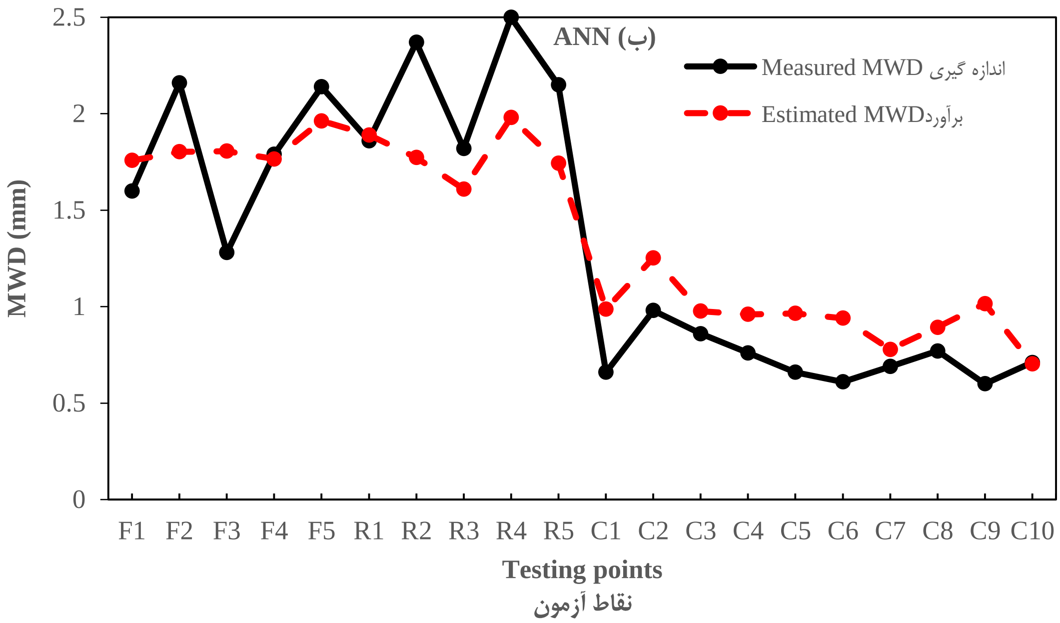
شکل ۲- مقایسه مقادیر اندازه‌گیری و برآورد شده میانگین وزنی قطر خاکدانه‌های تر (MWD) با استفاده از بهترین مدل رگرسیون خطی چندگانه (MLR) بر اساس داده‌های آزمونی (n=20)؛ F: کاربری جنگلی، R: کاربری مرتعی و C: کاربری زراعی

اطلاعات مربوط به مدل و متغیرهای ورودی در جدول ۵ آورده شده است.

Figure 2- Comparison of estimated and measured values of mean weight diameter of wet aggregates (MWD) using the best MLR model based on testing data (n=20); F: forest land use, R: range land use and C: cultivated land use

Table 5 provides detailed information about model and input variables.



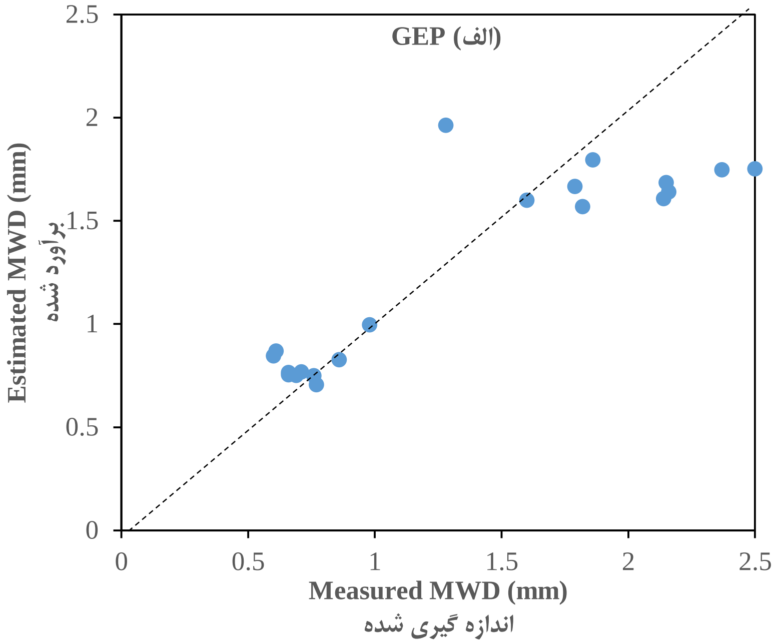


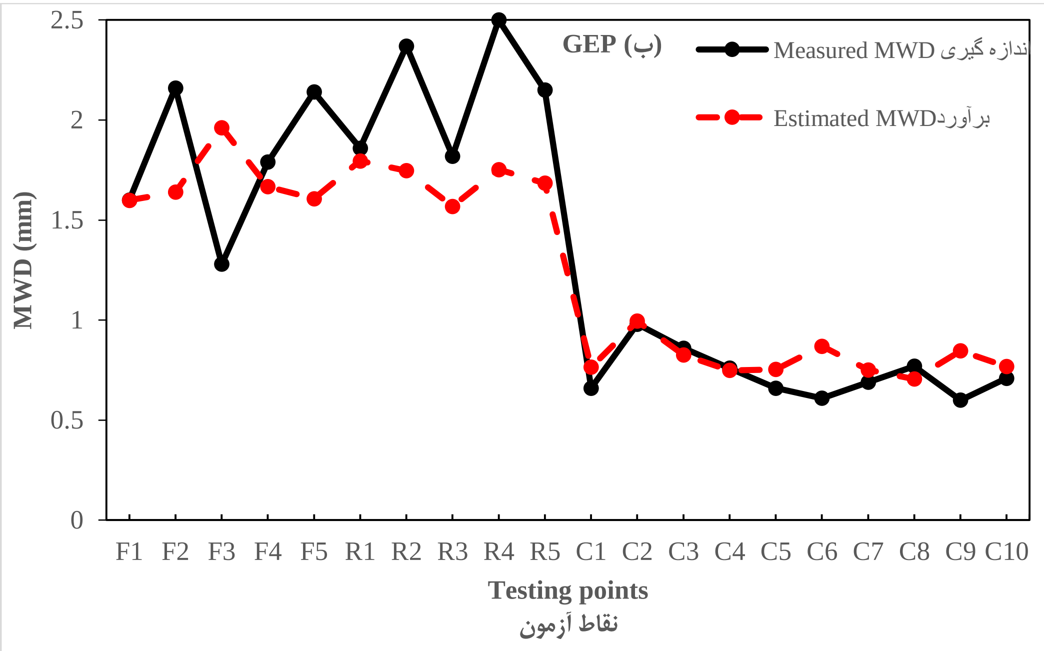
شکل ۳- مقایسه مقادیر اندازه‌گیری و برآورد شده میانگین وزنی قطر خاکدانه‌های تر (MWD) با استفاده از بهترین مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN) بر اساس داده‌های آزمونی (n=20)؛ F: کاربری جنگلی، R : کاربری مرتعی و C: کاربری زراعی

اطلاعات مربوط به مدل و متغیرهای ورودی در جدول ۶ آورده شده است.

Figure 3- Comparison of estimated and measured values of mean weight diameter of wet aggregates (MWD) using the best ANN model based on testing data (n=20); F: forest land use, R: range land use and C: cultivated land use

Table 6 provides detailed information about each model and input variables.





شکل ۴- مقایسه مقادیر اندازه‌گیری و برآورد شده میانگین وزنی قطر خاکدانه‌های تر (MWD) با استفاده از بهترین مدل برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) بر اساس داده‌های آزمونی (n=20)؛ F: کاربری جنگلی، R: کاربری مرتعی و C: کاربری زراعی

اطلاعات مربوط به مدل و متغیرهای ورودی در جدول ۷ آورده شده است.

Figure 4- Comparison of estimated and measured values of mean weight diameter of wet aggregates (MWD) using the best GEP model based on testing data (n=20); F: forest land use, R: range land use and C: cultivated land use

Table 7 provides detailed information about each model and input variables.

بنابراین می‌توان چنین استنباط نمود که در این پژوهش، مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و برنامه‌ریزی بیان ژن در برآورد MWD از روی متغیرهای زودیافت خاک به‌علت استفاده از روابط غیر خطی پیچیده در مقایسه با مدل‌های رگرسیونی خطی چندگانه به مراتب موفق‌تر عمل نموده‌اند. علت پیش‌بینی‌های با دقت بالای شبکه‌های عصبی مصنوعی در مقایسه با مدل‌های رگرسیونی را شاید بتوان به شیوه عملکرد شبکه پرسپترون سه لایه ربط داد. عملکرد این شبکه به این صورت است که ابتدا الگویی به شبکه عصبی عرضه می‌شود و

خروجی آن محاسبه می‌شود سپس شبکه این خروجی را با مقادیر اندازه‌گیری شده متغیر یا متغیرهای خروجی مقایسه می‌کند و ضرایب وزنی شبکه را به نوعی تغییر می‌دهد که کمترین اختلاف بین مقادیر برآورد شده و اندازه‌گیری شده باشد. اصغری و همکاران (Asghari et al., 2021) و امیرعابدی و همکاران (Amirabedi et al., 2016) نیز گزارش نمودند که شبکه‌های عصبی مصنوعی در مقایسه با مدل‌های رگرسیون خطی چندگانه در برآورد MWD خاکدانه‌های تر بهتر عمل نمودند. باتاچاریا و همکاران (Bhattacharya et al., 2021) بیان نمودند که مدل شبکه عصبی مصنوعی (R^2= ۰/۷۴) در مقایسه با مدل رگرسیون خطی چندگانه (R^2= ۰/۶۵) از دقت بیش‌تری در برآورد MWD از روی شن، سیلت، رس، جرم مخصوص ظاهری و کربن آلی برخوردار بود. اگرچه تحقیقی برای مقایسه مدل GEP در برآورد MWD یافت نشد ولی محققان قبلی مانند احمدزاده کلیبر و فولاپناه (Ahmadzadeh Kaleibar & Fuladipanah, 2023) و زانگ و زانگ (Zhang & Zhangh, 2024) به دقت بالای مدل GEP در مقایسه با مدل‌های رگرسیون خطی و غیرخطی در برآورد ویژگی‌های دیریافت خاک مانند رطوبت‌های ظرفیت مزرعه و نقطه پژمردگی و نفوذپذیری از روی ویژگی‌های زودیافت خاک پی برده‌اند.

نتیجه‌گیری

دقت مدل رگرسیونی خطی چندگانه (MLR) و دو مدل هوشمند شامل شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) از نظر تخمین میانگین وزنی قطر (MWD) خاکدانه‌های تر از روی متغیرهای زودیافت و سهل‌الوصول خاک در اراضی منطقه فندقلوی اردبیل تحت سه کاربری به‌هم چسپیده جنگلی، مرتعی و زراعی مورد ارزیابی و مقایسه قرار گرفت. رابطه همبستگی مثبت و معنی‌دار بین MWD خاکدانه‌های تر با کربن آلی و شن یافت شد. مشخص گردید در هر سه روش مدل‌سازی، شن، کربن آلی و میانگین هندسی قطر (GMD) خاکدانه‌های خشک از مهم‌ترین و اثرگذارترین متغیرهای ورودی در برآورد MWD خاکدانه‌های تر در منطقه مورد مطالعه هستند. ارزیابی و مقایسه نتایج مدل‌ها نشان داد ANN به دلیل داشتن ضرایب تبیین (R^2) و نش–ساتکلیف (NS) بالا و ریشه میانگین مربعات خطای (RMSE) پایین‌تر، دارای دقت زیاد و خطای کم در برآورد MWD نسبت به مدل‌های MLR بودند. توصیه می‌گردد در پژوهش‌های آتی از بعد فراکتالی خاکدانه نیز به‌عنوان متغیر ورودی در مدل‌سازی MWD خاکدانه‌های تر استفاده شود همچنین نتایج مدل‌های رگرسیون غیر خطی و سایر مدل‌های هوشمند مانند نروفازی، ماشین بردار پشتیبان و جنگل تصادفی نیز در برآورد MWD خاکدانه‌های تر مقایسه و بررسی گردد.

References

1. Alijanpour Shalmani, A., Shabanpour, M., Asadi, H., & Bagheri, F. (2011). Estimation of soil aggregate stability in forest`s soils of Guilan province by artificial neural networks and regression pedotransfer functions. *Water and Soil Science*, *21(3)*, 153-162. (In Persian with English abstract)
2. Amirabedi, H., Asghari, Sh., Mesri, T., & Balandeh, N. (2016). Prediction of mean weight diameter of aggregates using artificial neural network and regression models. *Applied Soil Research*, *4(1)*, 39-53. (In Persian with English abstract)
3. Ahmadzadeh Kaleibar, F., & Fuladipanah, M. (2023). Assessment of regression, support vector machine, and gene expression programming transfer functions to predict soil humidity parameters in Arasbaran plain. *Journal of Water and Soil Science*, *27*(2), 135-149. https://doi.org/10.47176/jwss.27.2.42532
4. Asghari, Sh., Dizajghoorbani Aghdam, S., & Esmali, A. (2016). Investigation the spatial variability of some soil physical quality indices in Fandoghlou region of Ardabil using geostatistics. *Water and Soil*, *28(6)*, 1271-1283. https://doi.org/10.22067/jsw.v0i0.33460
5. Asghari, Sh., Alimohammadi, M., Ahmadi, A., & Davatgar, N. (2017). Derivation of pedotransfer functions for estimating wet aggregate stability using fractal dimensions of particles and aggregates. *Water and Soil Science*, *27(1)*, 107-119.
6. Asghari, Sh., Hatamvand, M., & Hasanpour Kashani, M. (2021). Estimating wet aggregates stability from easily available soil properties in north west of Urmia Lake. *Applied Soil Research*, *9(2)*, 102-115. (In Persian with English abstract)
7. Bhattacharya, P., Maity, P.P., Ray, M., & Mridha, N. (2021). Prediction of mean weight diameter of soil using machine learning approaches. *Agronomy Journal*, *113*(2), 1303–1316. https://doi.org/10.1002/agj2.20469
8. Blake, G.R., & Hartge, K.H. (1986a). *Bulk density*. p. 363-375. In: Klute A. (ed). Methods of Soil Analysis Part 1, Physical and Mineralogical Methods. 2nd ed. American Society of Agronomy, Madison, WI.
9. Blake, G.R., & Hartge, K.H. (1986b). *Particle density*. p. 377-381. In: Klute A. (ed). Methods of Soil Analysis Part 1, Physical and Mineralogical Methods. 2nd ed. ASA and SSSA, Madison, WI.

10. Ferreira, C. (2001). Gene expression programming: a new adaptive algorithm for solving problems. *Complex Systematic, 13*, 87–129. https://doi.org/10.48550/arXiv.cs/0102027
11. Ghorbani, M.A., Deo, R.C., Kashani, M.H., Shahabi M., & Ghorbani, S. (2019). Artificial intelligence-based fast and efficient hybrid approach for spatial modeling of soil electrical conductivity. *Soil and Tillage Research, 186*, 152–164. https://doi.org/10.1016/j.still.2018.09.012
12. Gee, G.W., & Or, D. (2002). *Particle-size analysis*. p. 255–293. In: Dane J.H., & Topp G.C. (eds.). Methods of Soil Analysis. Part 4. SSSA Book Series No. 5. Soil Science Society of America, Madison, WI.
13. Kemper, W.D., & Rosenau, K. (1986). *Size distribution of aggregates.* p. 425-442. In: Klute A. (ed). Methods of Soil Analysis Part 1, Physical and Mineralogical Methods. 2nd ed. ASA and SSSA, Madison, WI.
14. Kozak, E., Pachepsky, Y.A., Sokolowski, S., Sokolowska, Z., & Stepniewski, W. (1996). A modified number-based method for estimating fragmentation fractal dimensions of soils. *Soil Science Society of America Journal. 60*, 1291-1297.
15. Marashi, M., Mohammadi Torkashvand, A., Ahmadi, A., & Esfandyari, M. (2019). Adaptive neurofuzzy inference system: estimation of soil aggregates stability. *Acta Ecologica Sinica*, *39*, 95–101. https://doi.org/10.1016/j.chnaes.2018.05.002
16. Nelson, D.W., & Sommers, L.E. (1982). *Total carbon, organic carbon, and organic matter*. p. 539–579. In A.L. Page et al. (ed.) Methods of Soil Analysis. Part 2. 2nd ed. Agron. Monogr. 9. ASA and SSSA, Madison, WI.
17. Page, A.L. (ed.). (1985). *Methods of Soil Analysis. Part 2. Chemical and Microbiological Methods*. Agronomy No. 9. American Society of Agronomy, Madison, WI.
18. Sarkar, A., Maity, P.P., Ray, M., Chakraborty, D., Das, B., & Bhatia, A. (2023). Inclusion of fractal dimension in four machine learning algorithms improves the prediction accuracy of mean weight diameter of soil. *Ecological Informatics. 74*, 1-15. https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2022.101959
19. Shirazi, M.A., & Boersma, L. (1984). A unifying quantitative analysis of soil texture. *Soil Science Society American Journal*, *48*(1), 142–147.
20. Yazdani, A., Mosaddeghi, M.R., Khademi, H., Ayoubi, S., & Khayamim, F. (2014). Relationship between surface aggregate stability and some soil and climate properties in Isfahan province. *Soil Management, 3*(2), 23-31. (In Persian with English abstract)
21. Yoder, R.E. (1936). A direct method of aggregate analysis of soils and a study of the physical nature of erosion losses. *Journal of American Society Agronomy*, *28*, 337-35.
22. Zhang, R., & Zhang, S., (2024). Coefficient of permeability prediction of soils using gene expression programming. *Engineering Applications of Artificial Intelligence, 128*(107504). https://doi.org/10.1016/j.engappai.2023.107504